

TÍTULO DEL PROYECTO

**MODELO NEURONAL BORROSO: SU UTILIDAD PARA EL CÁLCULO DE LA
TIR EN PROYECTOS DE INVERSIÓN CON TASAS VARIABLES**

AUTORES:

**MARCELA DUQUE OCHOA
JUAN FRANCISCO MARÍN GONZÁLEZ**

**TRABAJO DE GRADO PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERÍA ADMINISTRATIVA**

DIRECTOR:

**JUAN ALEJANDRO PEÑA PALACIO
DOCENTE UNIVERSIDAD EIA**



**UNIVERSIDAD EIA
INGENIERÍA ADMINISTRATIVA
ENVIGADO
2018**

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN	8
1. PRELIMINARES	9
1.1 Planteamiento del problema	9
1.2 Objetivos del proyecto	10
1.2.1 Objetivo General.....	10
1.2.2 Objetivos Específicos	10
1.3 Marco de referencia.....	11
1.3.1 Antecedentes.....	11
1.3.2 Marco teórico.....	13
2. METODOLOGÍA.....	17
2.1 Análisis	17
2.2 Diseño	17
2.3 Desarrollo	17
2.4 Validación.....	18
3. PRESENTACIÓN Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....	19
3.1 Análisis	19
3.1.1 Descripción de las variables	19
3.2 Diseño	20
3.2.1 Caracterización de la distribución de las variables.....	20
3.2.2 Modelo ANFIS	29
3.3 Desarrollo	36

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

3.3.1	Arquitectura del Modelo ANFIS	36
3.3.2	Programación y código del modelo	37
3.3.3	Ejecución y entrenamiento de la Red Neuronal	38
3.3.4	Análisis de Resultados	41
3.4	Validación	47
4.	CONCLUSIONES Y CONSIDERACIONES FINALES.....	49
	REFERENCIAS	51
	ANEXO	52

LISTA DE FIGURAS

<i>Ilustración 1 Modelación de escenarios dinámicos Tomado de (González Ruiz, Duque, & Peña, 2016)</i>	<i>12</i>
<i>Ilustración 2 tomado de (González Rodríguez & Peña Palacio, 2013) - Red Neuronal</i>	<i>15</i>
<i>Ilustración 3 Tasa de crecimiento aterrizajes y despegues</i>	<i>21</i>
<i>Ilustración 4 Tasa de crecimiento ingresos aeroportuarios.....</i>	<i>22</i>
<i>Ilustración 5 Tasa de crecimiento ingresos no aeroportuarios no comerciales</i>	<i>24</i>
<i>Ilustración 6 Tasa de aumento arrendamiento</i>	<i>25</i>
<i>Ilustración 7 Tasa de crecimiento costos de administración</i>	<i>26</i>
<i>Ilustración 8 Tasa de crecimiento costos de operación y manutención</i>	<i>28</i>
<i>Ilustración 9 Red neuronal de base radial</i>	<i>31</i>
<i>Ilustración 10 Sistemas de inferencia difusa.....</i>	<i>34</i>
<i>Ilustración 11 Conjuntos borrosos para la variable de entrada TCIA.....</i>	<i>35</i>
<i>Ilustración 12 Diagrama Arquitectura Red Neuronal</i>	<i>37</i>
<i>Ilustración 13 Pronósticos.....</i>	<i>40</i>
<i>Ilustración 14 Gráfica de la TIR teórica y el valor pronosticado por el modelo</i>	<i>40</i>
<i>Ilustración 15 Conjuntos borrosos de variable de entrada TACD</i>	<i>42</i>
<i>Ilustración 16 Conjuntos borrosos de variable de entrada TCIA</i>	<i>42</i>
<i>Ilustración 17 Conjuntos borrosos de variable de entrada TINANC.....</i>	<i>43</i>
<i>Ilustración 18 Conjuntos borrosos de variable de entrada TAA</i>	<i>43</i>
<i>Ilustración 19 Conjuntos borrosos de variable de entrada TCAA</i>	<i>44</i>
<i>Ilustración 20 Conjuntos borrosos de variable de entrada TCCOM</i>	<i>44</i>

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

<i>Ilustración 21 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TACD</i>	45
<i>Ilustración 22 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TCIA</i>	46
<i>Ilustración 23 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TINANC</i>	46
<i>Ilustración 24 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TAA</i>	46
<i>Ilustración 25 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TCAA</i>	47
<i>Ilustración 26 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TCCOM</i>	47
<i>Ilustración 27 Distribución de errores</i>	48

RESUMEN

Ante la complejidad y la cantidad de variables que se pueden presentar en la evaluación financiera de un proyecto, es indispensable caracterizar cada una de dichas variables y entender cómo estas pueden afectar por su variación las diferentes herramientas de evaluación financiera, tales como el VPN o la TIR.

Este trabajo de grado pretende desarrollar un modelo neuro-borroso que permita estimar el valor de la TIR y la probabilidad de ocurrencia del valor anteriormente estimado en proyectos de inversión considerando tasas variables.

Para esto se diseñará un sistema de inferencia neuro-difuso (ANFIS) que permita caracterizar y agrupar las tasas variables propias de un proyecto de inversión en diferentes conjuntos según su pertenencia a estos, para así, en función de dichas tasas realizar el respectivo proceso de aprendizaje con el propósito de predecir la TIR asociada a dicha combinación de variables. Posteriormente, se modificará la red neuronal diseñada utilizando modelos Logit que permitan calcular la probabilidad de ocurrencia para el valor asociado a la TIR.

Finalmente, el modelo propuesto permitirá diseñar un conjunto de reglas en función de las tasas del proyecto que permitan caracterizar la TIR, considerando la magnitud esperada y la probabilidad de ocurrencia asociada a dicho valor. De este modo se tendrá un modelo que permitirá a los interesados evaluar financieramente proyectos de inversión considerando el dinamismo de todos los diferentes elementos que pudiesen estar asociados a tales proyectos.

ABSTRACT

Given the complexity and quantity of variables that can be presented in the financial evaluation of a project, it is essential to characterize each of these variables and understand how these can affect the different financial evaluation tools, such as the NPV or the TIR.

This degree work aims to develop a neuro-fuzzy model that allows to estimate the value of the IRR and the probability of occurrence of the value previously estimated in investment projects considering variable rates.

For this purpose, a neuro-diffuse inference system (ANFIS) will be designed to characterize and group the variable rates inherent to an investment project in different groups according to their membership, in order to, in accordance with said rates, carry out the respective process of learning, with the purpose of predicting the IRR associated with said combination of variables. Subsequently, the neural network designed using Logit models will be modified to calculate the probability of occurrence for the value associated with the IRR.

Finally, the proposed model allows a set of rules based on the project's rates that allow the IRR to be characterized, considering the expected magnitude and the probability of occurrence associated with said value. In this way, there will be a model that will allow those interested to evaluate the investment projects, considering the dynamism of all the different elements that could be associated with such projects.

INTRODUCCIÓN

La evaluación financiera de un proyecto, puede traer en si diferentes tipos de variables, lo que hace que se dificulte un poco la evaluación y la caracterización de cada una de estas. Por lo anterior, es importante poder entender y estimar cómo y cuánto influye cada una de estas variables en el proyecto financiero que se desea estudiar.

Hay diferentes referencias bibliográficas que muestran como algunos investigadores ya han incursionado en el mismo tema que se desea presentar en este trabajo, entre estos podemos encontrar el artículo científico “A Methodological Proposal for Financial Modelling Scenarios Using Dynamic Multivariable Tables” elaborado por Juan David González Ruiz , Eduardo Duque y Juan Alejandro Peña Palacio, también se encuentra el trabajo de investigación titulado “Análisis del modelo ANFIS en el pronóstico de un título de renta variable” realizado por Yulieth Mendoza Acuña y Alejandro Mazo Pinzón para la Universidad Nacional de Colombia sede Medellín. Otras investigaciones que han trabajado en temas relacionados son “Prógnosis de caudales medios mensuales empleando Sistemas Neurofuzzy” elaborado por Andres Zuñiga y Carlos Jordán de la Escuela Superior Politécnica del Litoral en Ecuador, y “ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System” realizado por Jyh-Shing Roger Jang.

Lo que se desarrolló con este trabajo de grado fue un modelo neuro-borroso que permite estimar el valor de la TIR y la probabilidad de ocurrencia del valor anteriormente estimado en proyectos de inversión considerando tasas variables.

La estructura de este trabajo está compuesta principalmente tanto por la descripción y caracterización de las variables propias del modelo a desarrollar, como por una breve explicación de los conceptos pertinentes y asociados al modelo. También incluye el diseño del modelo ANFIS, la programación, el código del modelo y el entrenamiento de la Red Neuronal, y, por último, la validación del mismo.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

1. PRELIMINARES

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En sentido general se puede afirmar que la inversión de recursos en los proyectos de inversión tiene como objetivo principal el incremento real de los futuros flujos de caja libre de la empresa. Sin embargo, no es suficiente con que se logren dichos incrementos del flujo de caja, pues además se requiere que también estos conduzcan al alcance del objetivo básico financiero (OBF); esto significa que los incrementos del flujo de caja deben propiciar igualmente un incremento del valor de la empresa (Garcia, 1999).

Existen principalmente dos técnicas o herramientas de alta aceptación utilizadas por los analistas en la evaluación financiera: el valor presente neto (VPN) y la tasa interna de retorno (TIR) (Garcia, 1999). Esta última se define como la tasa de interés que hace equivalente los ingresos y los egresos de un proyecto, en otras palabras, es la rentabilidad que ganan los fondos que permanecen invertidos en un proyecto.

Cuando se utiliza el criterio de la tasa interna de retorno para la evaluación financiera de un proyecto, se considera que un proyecto es financieramente viable si y solo si la TIR excede al costo de capital (C). Sin embargo, en algunos casos la TIR por si sola y a pesar de su aceptación no brinda información suficientemente confiable para la toma de decisiones, puesto que esta se limita únicamente a la consideración del monto o el pago, la tasa de interés y el horizonte o plazo del proyecto y no permite además consideraciones algunas sobre las posibles variaciones de dichos parámetros o la existencia de variables diferentes a las anteriormente mencionadas; adicionalmente la TIR puede arrojar resultados contradictorios frente a otros criterios como el VPN, puesto que en su apreciación se considera que los flujos de caja se reinvierten a la misma TIR, lo cual es un error (Garcia, 1999), error propio de la no consideración del carácter variable de los parámetros subyacentes a un proyecto de inversión.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Por todo lo anteriormente mencionado, y ante la gran cantidad de variables a considerar en la evaluación financiera de proyectos de inversión, los tomadores de decisiones se cuestionan frecuentemente, primero ¿Cuál es el efecto que tiene la variación de las diferentes variables en un proyecto de inversión sobre la TIR asociada? Y segundo ¿Cuál es la probabilidad de que el valor estimado para la TIR, efectivamente ocurra en dicha magnitud? Finalmente, estos mismos interrogantes dan origen al problema de investigación que se considerará en el desarrollo del presente trabajo de grado.

1.2 OBJETIVOS DEL PROYECTO

1.2.1 Objetivo General

- Desarrollar un modelo neuronal borroso para la estimación de la TIR y la probabilidad de ocurrencia del valor estimado en proyectos de inversión considerando tasas variables.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Analizar cada una de las tasas que componen un proyecto de inversión, así como los conjuntos borrosos necesarios para la representación de los parámetros y demás variables del modelo.
- Diseñar un método de muestreo sobre las tasas de interés variables para la estimación de la TIR.
- Formular el modelo neuronal borroso modificado para la estimación de la TIR a partir de los conjuntos borrosos y el método de muestreo diseñado.
- Validar el modelo propuesto teniendo en cuenta la estimación de la TIR y la probabilidad de ocurrencia del valor estimado.

1.3 MARCO DE REFERENCIA

1.3.1 Antecedentes

Como primer y principal antecedente a este trabajo de grado se encontró el artículo científico “A Methodological Proposal for Financial Modelling Scenarios Using Dynamic Multivariable Tables” elaborado por Juan David González Ruiz , Eduardo Duque y Juan Alejandro Peña Palacio el cual tiene como objetivo: “desarrollar una metodología, basada en Microsoft Excel ®, para realizar un análisis de sensibilidad multivariable y dinámico utilizando como caso de estudio la valoración determinística de un Project Finance” (González Ruiz, Duque, & Peña, 2016,p.1).

Como resultado principal del trabajo en cuestión, mediante el uso de la función tabla de datos y el administrador de escenarios en Microsoft Excel ®, los autores desarrollaron un modelo dinámico multivariable que permite el cálculo de la TIR en función de las diferentes tasas variables para el caso de estudio descrito. Sin embargo, y a diferencia de lo que se pretende realizar con el presente trabajo de grado, la metodología propuesta anteriormente se limita a la estimación determinística de la TIR y no permite el cálculo de la probabilidad de ocurrencia del valor estimado para dicho indicador, así como tampoco permite la caracterización y clasificación de las variables de entrada, como si se podrá hacer con el modelo neuronal borroso.

En conclusión y además de desarrollar un modelo multivariable dinámico para el cálculo de la TIR considerando tasas multivariadas, este trabajo constituye una guía fundamental para la modelación financiera como se resume en la ilustración 1, la cual proporciona elementos de suma importancia para la toma de decisiones corporativas.



Ilustración 1 Modelación de escenarios dinámicos Tomado de (González Ruiz, Duque, & Peña, 2016)

Finalmente, y producto de la revisión bibliográfica previa a la realización de este trabajo, se encontró el trabajo de investigación titulado “Análisis del modelo ANFIS en el pronóstico de un título de renta variable” y elaborado por Yulieth Mendoza Acuña y Alejandro Mazo Pinzón para la Universidad Nacional de Colombia sede Medellín. Dicha investigación tenía como objetivo principal analizar la calidad de los modelos ANFIS aplicados a la teoría de series de tiempo para el pronóstico de un título de renta variable, para dar cumplimiento al objetivo planteado por los autores que diseñaron un sistema de inferencia neuro-difuso (ANFIS) adaptado para el pronóstico del precio de la acción preferencial del grupo Bancolombia (PFBCOLOM) e igualmente realizaron los pronósticos para la misma acción con alguno de los métodos estadísticos (regresión múltiple) tradicionalmente utilizados, para de este modo contrastar ambos resultados y validar la veracidad del método ANFIS.

Dicho estudio arrojó que el error cuadrático medio para el método ANFIS fue menor en un 3,2% (\$264,3) que el mismo error para el pronóstico de la regresión múltiple. Finalmente, el resultado obtenido permitió a los autores concluir y afirmar que los métodos de inferencia neuro-difusos como aplicación al pronóstico de títulos de renta variable son válidos e incluso mejores que algunos métodos estadísticos tradicionalmente utilizados

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

para conocer la tendencia y pronóstico de los precios de los diferentes títulos en el mercado de renta variable (Mendoza Acuña & Mazo Pinzón, 2009).

Este trabajo demuestra la versatilidad y la importancia de la aplicación de las redes neuronales en el área de las finanzas, con el propósito y la facilidad de generar información más confiable para la toma de decisiones. Igualmente, de este artículo se puede concluir que los modelos de inferencia difusos ANFIS, son de gran aceptación y efectividad a la hora de crear modelos de pronóstico como se hizo con el modelo de pronóstico para títulos de renta variable y como se hará en el modelo neuronal borroso para la estimación de la TIR.

1.3.2 Marco teórico

El marco teórico descrito a continuación se encuentra agrupado en dos categorías principales, presupuesto de capital y redes de neuronas artificiales. Para cada una de las categorías se describen conceptos relacionados con las mismas:

- **Presupuesto de capital:** De acuerdo con García (1999) “el proceso de decidir sobre cuáles son los proyectos en los que deberían invertirse los recursos también se conoce con el nombre de presupuesto de capital” (p.557).
- **Tasa de interés de retorno (TIR):** Herramienta para el análisis de rentabilidad de flujos de fondos, que se define como la tasa de descuento de los flujos en la que el valor presente neto se hace igual a cero. Corresponde a la rentabilidad que obtendría un inversionista de mantener el instrumento financiero hasta su extinción, bajo el supuesto que reinvierte los flujos de ingresos a la misma tasa.

(BVC, s.f.)

- **Project Finance:** Project Finance es una herramienta o modalidad de financiación para un proyecto basada única y exclusivamente en los recursos generados por el propio proyecto, de manera que sus flujos de caja y el valor de sus activos puedan

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

responder por sí solos como garantía de reembolso de la financiación recibida, aún en los peores casos predecibles técnica o económicamente que pudieran ocurrir durante la vida del proyecto.

(Gómez Caceres & Jurado Madico, 2001)

➤ **Red de neuronas artificiales:**

Matich (2001) afirma:

Las redes neuronales son más que otra forma de emular ciertas características propias de los humanos, como la capacidad de memorizar y de asociar hechos. Si se examinan con atención aquellos problemas que no pueden expresarse a través de un algoritmo, se observará que todos ellos tienen una característica en común: la experiencia. El hombre es capaz de resolver estas situaciones acudiendo a la experiencia acumulada. Así, parece claro que una forma de aproximarse al problema consista en la construcción de sistemas que sean capaces de reproducir esta característica humana. En definitiva, las redes neuronales no son más que un modelo artificial y simplificado del cerebro humano, que es el ejemplo más perfecto del que disponemos para un sistema que es capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia. Una red neuronal es “un nuevo sistema para el tratamiento de la información, cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en la célula fundamental del sistema nervioso humano: la neurona”. (p.4)

Para este trabajo se utilizarán principalmente redes neuronales que adoptan el proceso feedforward o redes con conexión hacia adelante, las cuales se caracterizan principalmente por poseer diferentes capas como se muestra en la ilustración 2. Entre las redes con conexión hacia adelante se destacan el perceptron multicapa y las redes de base radial.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

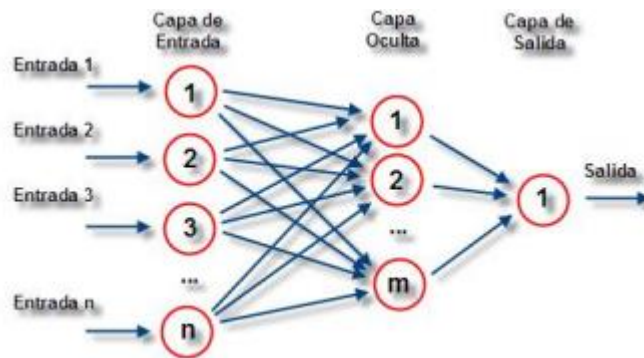


Ilustración 2 tomado de (González Rodríguez & Peña Palacio, 2013) - Red Neuronal

El funcionamiento, estructura y diseño de las redes neuronales, especialmente de las redes de base radial y de las redes MADALINE se encuentra descrito en el texto “Redes de neuronas artificiales un enfoque práctico” escrito por Pedro Isasi Viñuela e Inés Galván León.

➤ **Conjuntos Borrosos:**

Mendoza y Mazo (2009) afirman que:

En la teoría clásica de conjuntos, un subconjunto A del universo U puede ser definido como una función que relaciona cada elemento x del universo, con un elemento del conjunto discreto $\{0, 1\}$, esto es: $A: U \rightarrow \{0,1\}$, tal que el cero (0) es usado para indicar que el elemento no pertenece con certeza a A, y la unidad (1) para representar pertenecía con certeza. A diferencia de lo anterior, en el caso de los conjuntos difusos la pertenencia al subconjunto A, a parte de los extremos $\{0,1\}$ se pueden presentar niveles de pertenencia de manera continua dentro del intervalo. (p.24)

Según esto, los conjuntos borrosos, a diferencia de la teoría clásica de los conjuntos, consideran que un elemento podría pertenecer a dos conjuntos al mismo tiempo. Dicha pertenencia está dada por funciones de pertenencia que determina el nivel de pertenencia de dicho elemento a uno o más conjuntos.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

➤ **Modelo ANFIS (Adaptative Neuro Fuzzy Inference Systems):**

De acuerdo con Mendoza y Mazo (2009):

Los Sistemas de Inferencia Difuso (FIS) se basan en la configuración de tres componentes conceptuales: una base de reglas, la cual contiene una selección de las reglas difusas; una base de datos, la cual define las funciones de pertenencia usadas en las reglas difusas y un mecanismo de razonamiento o motor de inferencia, el cual ejecuta el procedimiento de inferencia. Un FIS asume que todas las reglas son activadas en cada ciclo y contribuyen colectivamente a la solución, es decir, opera en un proceso de inferencia paralelo. (p.26)

Para todo lo relacionado con el funcionamiento, la estructura y el diseño de un modelo ANFIS, se encuentra descrito en el artículo “Análisis del modelo ANFIS en el pronóstico de un título de renta variable” elaborado por Yulieth Mendoza Acuña y Alejandro Mazo Pinzón para la universidad Nacional de Colombia sede Medellín.

2. METODOLOGÍA

2.1 ANÁLISIS

Se realizará la respectiva revisión bibliográfica en base de datos y textos académicos con el propósito de caracterizar tanto las tasas multivariantes como los conjuntos borrosos propios del modelo a desarrollar.

Para la caracterización de las tasas multivariantes se acudirá principalmente al artículo científico “A Methodological Proposal for Financial Modelling Scenarios Using Dynamic Multivariable Tables”, y producto de la revisión del mismo, se describirá el caso de estudio “Evaluación de un Project Finance” en torno al cual se construirá el modelo neuronal borroso en cuestión.

2.2 DISEÑO

Bajo la metodología propuesta en el artículo científico “A Methodological Proposal for Financial Modelling Scenarios Using Dynamic Multivariable Tables” se obtendrán los datos correspondientes a la tasa variable que funcionarán posteriormente como datos de entrada del modelo neuronal borroso, posteriormente se procederá al estudio de la distribución de los cuantiles de las tasas y se caracterizará la distribución de las mismas. Finalmente se establecerá el método de muestreo sobre las tasas variables para la estimación de la TIR.

2.3 DESARROLLO

Inicialmente se desarrollará mediante la utilización de Visual Studio 2017 tanto el formulario como el código visual Basic propio de una red neuronal de base radial, que mediante la conexión a una base de datos en EXCEL y su posterior identificación, permitirá la obtención tanto de las reglas de pertenencia, los conjuntos borrosos y la

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

calificación de las tasas variables en virtud de los conjuntos y las reglas de pertenencia anteriormente mencionadas.

Finalmente se realizarán las modificaciones pertinentes tanto al código Visual Basic, como al modelo obtenido, para la obtención de una red neuronal ANFIS que permita tanto la calificación y evaluación de las tasas en virtud de la TIR estimada y la probabilidad de ocurrencia de dicha estimación.

2.4 VALIDACIÓN

Para la validación del modelo se recreará el modelo con un factor de aprendizaje del 50%, es decir, la red neuronal en cuestión realizará su proceso de aprendizaje con el 50% de los datos suministrados y simulará el 50% restante, con los cuales se realizará la verificación y la validación, considerando el nivel de eficiencia del modelo en función del error total obtenido frente a los datos de referencia resultantes bajo la metodología descrita en el artículo científico, "A Methodological Proposal for Financial Modelling Scenarios Using Dynamic Multivariable Tables".

Posterior a la validación del modelo se procederá a la caracterización de las reglas obtenidas como aplicación en la evaluación financiera de proyectos de inversión. Finalmente se elaborará un artículo científico donde se describirá la metodología propuesta a lo largo del trabajo de grado.

3. PRESENTACIÓN Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

3.1 ANÁLISIS

3.1.1 Descripción de las variables

Cabe recordar y aclarar que la validación del modelo propuesto se realizará en función del caso de estudio desarrollado en la investigación “A Methodological Proposal for Financial Modelling Scenarios Using Dynamic Multivariable Tables”, por lo que las variables de entrada del modelo y analizadas posteriormente se encuentran en la base de datos elaborada y consolidada por los autores de la ya mencionada investigación.

El único trato o manipulación que se realizará sobre la base de datos y sus variables será la normalización de estas, esto con el objetivo de disminuir el ruido que podría generarse dada la magnitud y la naturaleza de las diferentes variables a considerar como caso de estudio.

El caso de estudio que será usado para la validación del modelo a desarrollar se considerarán seis variables críticas, las cuales se describen a continuación:

Vale mencionar que todas las variables responden a tasas de crecimiento para los diferentes periodos que se comprende a lo largo del horizonte de evaluación del proyecto, y que consecuentemente afectarán los flujos de caja y por ende la tasa de interés del inversionista, objeto de estudio del presente documento.

- **Tasa de crecimiento aterrizajes y despegues**

Se refiere al crecimiento en la cantidad de aviones que llegan al aeropuerto y que salen de este periódicamente. En el modelo se adoptará el supuesto de que todos los aviones que aterrizan despegan.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

- **Tasa de crecimiento ingresos aeroportuarios**

Se refiere al crecimiento de los ingresos que percibe el aeropuerto por concepto de ingresos operacionales, en su mayoría pago por ocupación y uso de instalaciones / servicios aeroportuarios (pistas, torre de control) por parte de las aeronaves de cada aerolínea.

- **Tasa de crecimiento ingresos no aeroportuarios no comerciales**

Responde a la tasa de crecimiento en los ingresos que recibe el aeropuerto producto de otros ingresos no operacionales, mayormente por concepto de publicidad que algunas agencias o empresas pagan por la ocupación de espacios publicitarios al interior de las instalaciones del aeropuerto.

- **Tasa de aumento arrendamiento**

Tasa a la que crecen los ingresos que percibe el aeropuerto producto de otros ingresos operacionales, mayormente por concepto de arrendamiento de bodegas y de locales comerciales dentro de las instalaciones del aeropuerto.

- **Tasa de crecimiento costos de administración**

Se refiere al crecimiento de los costos y gastos de administración (no operacionales) del aeropuerto.

- **Tasa de crecimiento costos de operación y manutención**

Hace referencia al crecimiento de los gastos operacionales (no administrativos), mayormente por concepto de mano de obra y pagos por prestación de servicios.

3.2 DISEÑO

3.2.1 Caracterización de la distribución de las variables

Además de entender la descripción de cada una de las variables es importante entender y considerar la distribución de probabilidad de cada una de estas, dado que actuarán como variables de entrada para el pronóstico de la TIR.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

A continuación, se muestran los resultados del análisis descriptivo realizado para cada una de las variables, vale mencionar que dicho análisis se realizó con el software "Analytic Solver Platform" considerando test de independencia y pruebas de bondad de ajuste (Anderson Darling) para dar validez a los ajustes de distribución considerados:

- **Tasa de crecimiento aterrizajes y despegues**

Dado en análisis estadístico se obtuvo que la tasa de crecimiento aterrizajes y despegues se distribuye **LogLogistic** con parámetros "PsiLogLogistic(0.094,0.026,4.230)", como se muestra a continuación:

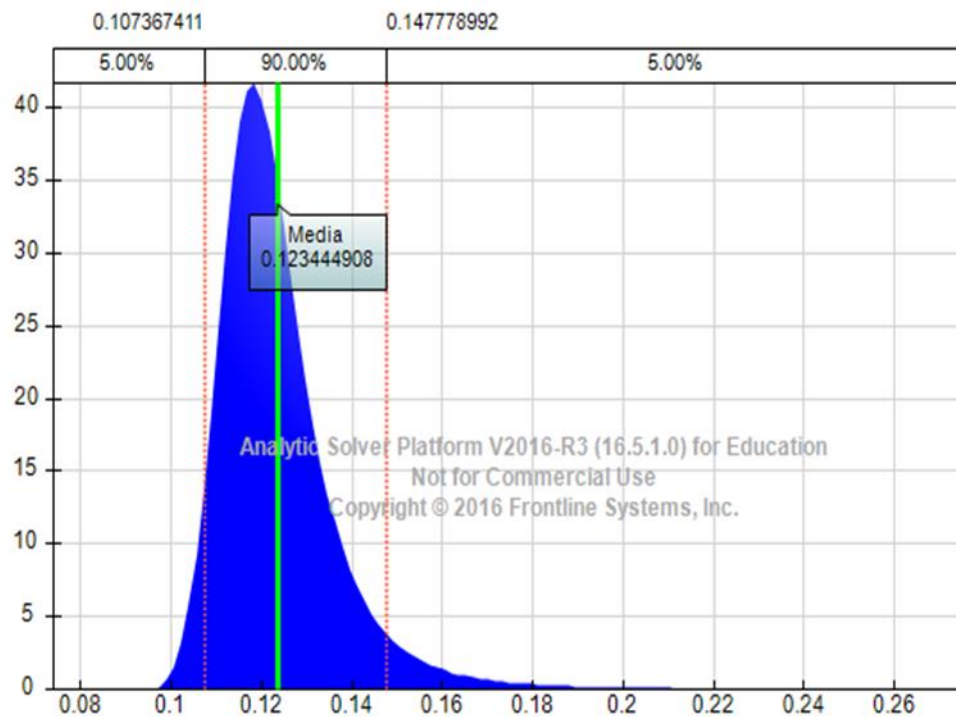


Ilustración 3 Tasa de crecimiento aterrizajes y despegues

Adicionalmente se obtuvieron los siguientes estadísticos para la tasa de crecimiento y despegues producto del análisis descriptivo:

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

	TCAD
Indep Test	0.5439
Fit Stat	36.7635
Kurtosis	145.0771
Skewness	363.0690
Varianza	0.0002
Desviacion	0.0143
Moda	0.1179
Media	0.1234
Max	0.1500
Min	0.0950

○ **Tasa de crecimiento ingresos aeroportuarios**

Dado en análisis estadístico se obtuvo que la tasa de crecimiento ingresos aeroportuarios se distribuye **Logistic** con parámetros “=PsiLogistic(0.140,0.005)”, como se muestra a continuación:

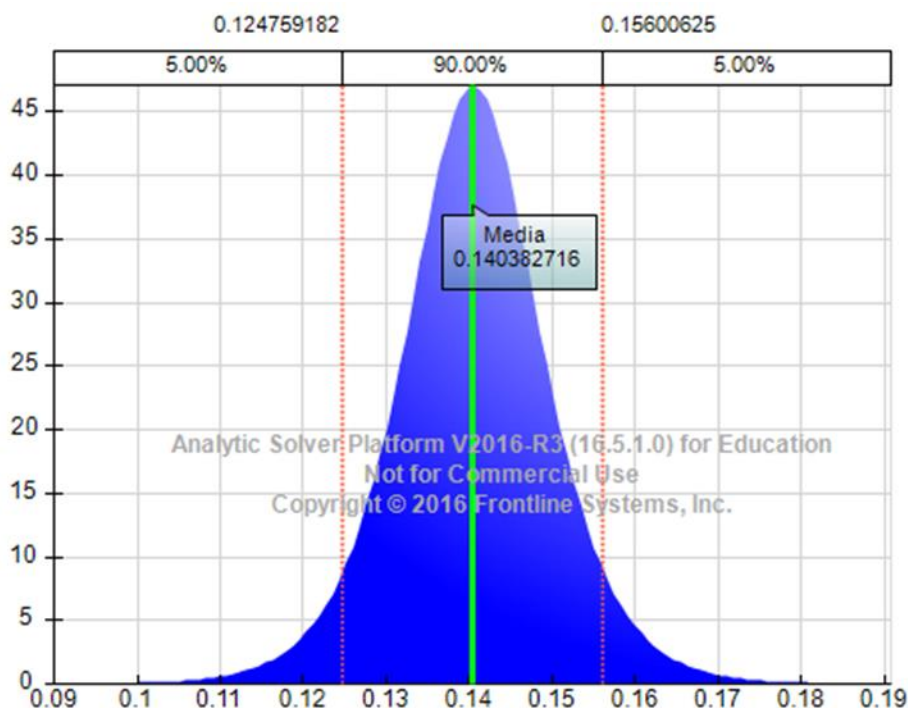


Ilustración 4 Tasa de crecimiento ingresos aeroportuarios

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Adicionalmente se obtuvieron los siguientes estadísticos para la tasa de ingresos aeroportuarios producto del análisis descriptivo:

	TCIA
Indep Test	1.3860
Fit Stat	36.2862
Kurtosis	4.2000
Skewness	0.0000
Varianza	0.0001
Desviacion	0.0096
Moda	0.1404
Media	0.1404
Max	0.1600
Min	0.0900

○ **Tasa de crecimiento ingresos no aeroportuarios no comerciales**

Dado en análisis estadístico se obtuvo que la tasa de crecimiento de ingresos no aeroportuarios no comerciales se distribuye **LogLogistic** con parámetros “=PsiLogLogistic(0.099,0.0223,3.761)”, como se muestra a continuación:

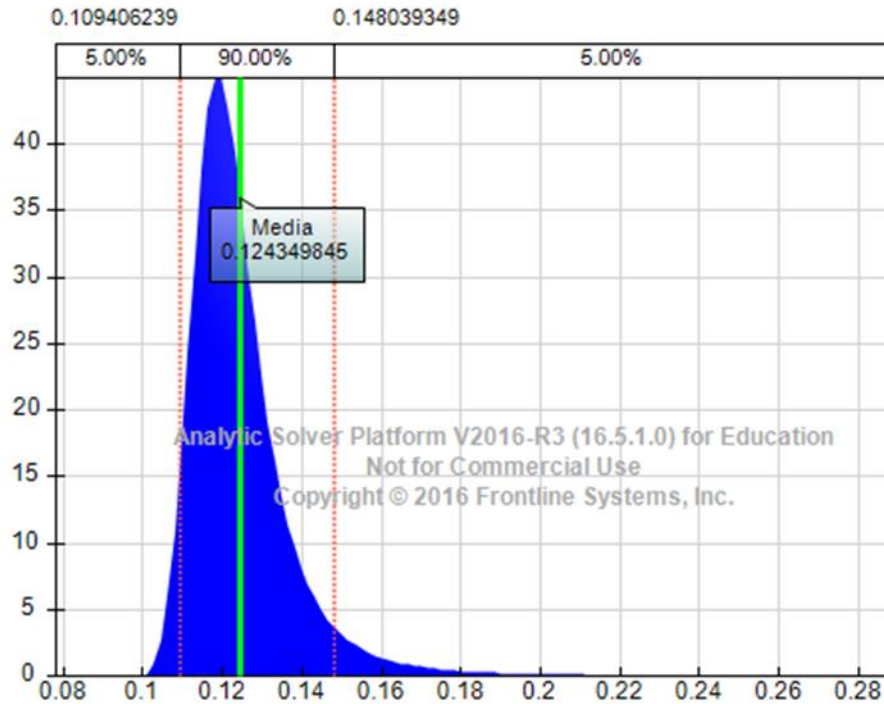


Ilustración 5 Tasa de crecimiento ingresos no aeroportuarios no comerciales

Adicionalmente se obtuvieron los siguientes estadísticos para la tasa de crecimiento de ingresos no aeroportuarios no comerciales producto del análisis descriptivo:

	TINANC
Indep Test	2.8008
Fit Stat	37.1166
Kurtosis	NaN
Skewness	5.3521
Varianza	0.0002
Desviacion	0.0143
Moda	0.1185
Media	0.1243
Max	0.1600
Min	0.1000

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

- **Tasa de aumento arrendamiento**

Dado en análisis estadístico se obtuvo que la tasa de crecimiento ingresos por arrendamiento se distribuye **Logistic** con parámetros “=PsiLogistic(0.040,0.002)”, como se muestra a continuación:

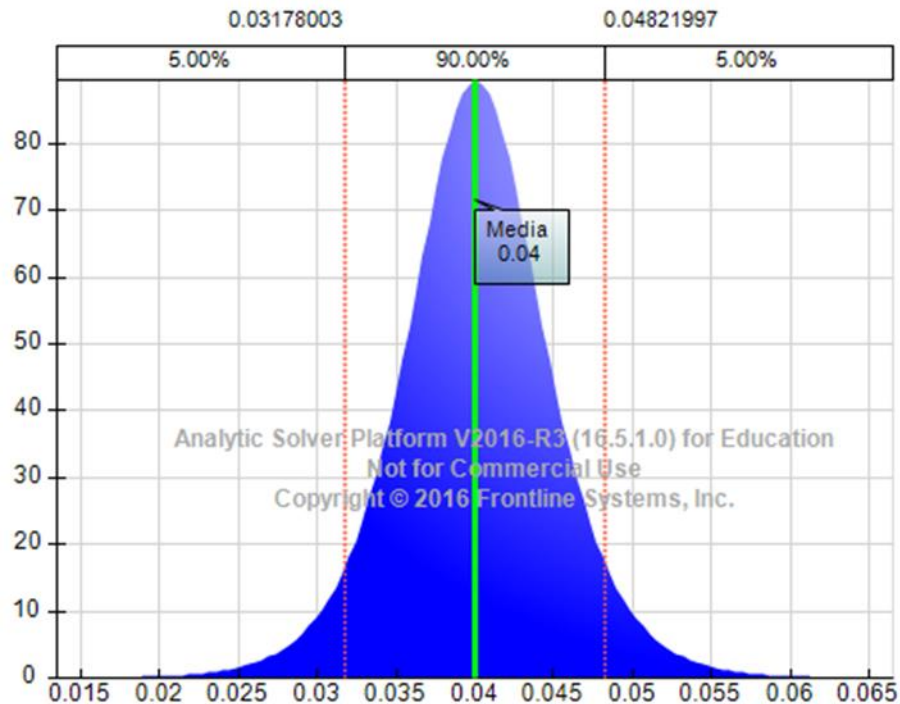


Ilustración 6 Tasa de aumento arrendamiento

Adicionalmente se obtuvieron los siguientes estadísticos para la tasa de aumento por arrendamiento producto del análisis descriptivo:

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

	TAA
Indep Test	0.6290
Fit Stat	36.7746
Kurtosis	4.2000
Skewness	0.0000
Varianza	2.5640
Desviacion	0.0051
Moda	0.0400
Media	0.0400
Max	0.0600
Min	0.0200

○ **Tasa de crecimiento costos de administración**

Dado en análisis estadístico se obtuvo que la tasa de crecimiento de los costos de administración se distribuye **LogLogistic** con parámetros “=PsiLogLogistic(0.094,0.026,4.538)”, como se muestra a continuación:

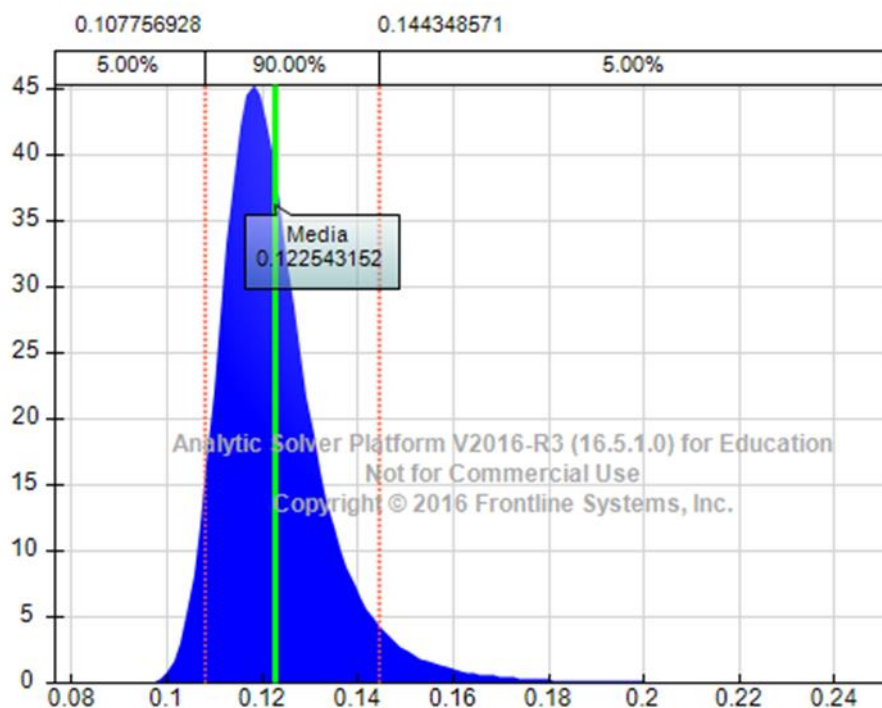


Ilustración 7 Tasa de crecimiento costos de administración

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Adicionalmente se obtuvieron los siguientes estadísticos para la tasa de ingresos administrativos producto del análisis descriptivo:

	TCCA
Indep Test	0.5014
Fit Stat	37.2794
Kurtosis	60.2135
Skewness	3.0451
Varianza	0.0002
Desviacion	0.0127
Moda	0.1178
Media	0.1225
Max	0.1400
Min	0.0950

○ **Tasa de crecimiento costos de operación y manutención**

Dado en análisis estadístico se obtuvo que la tasa de crecimiento de los costos de operación y manutención se distribuye **Logistic** con parámetros “=PsiLogistic(0.140,0.005)”, como se muestra a continuación:

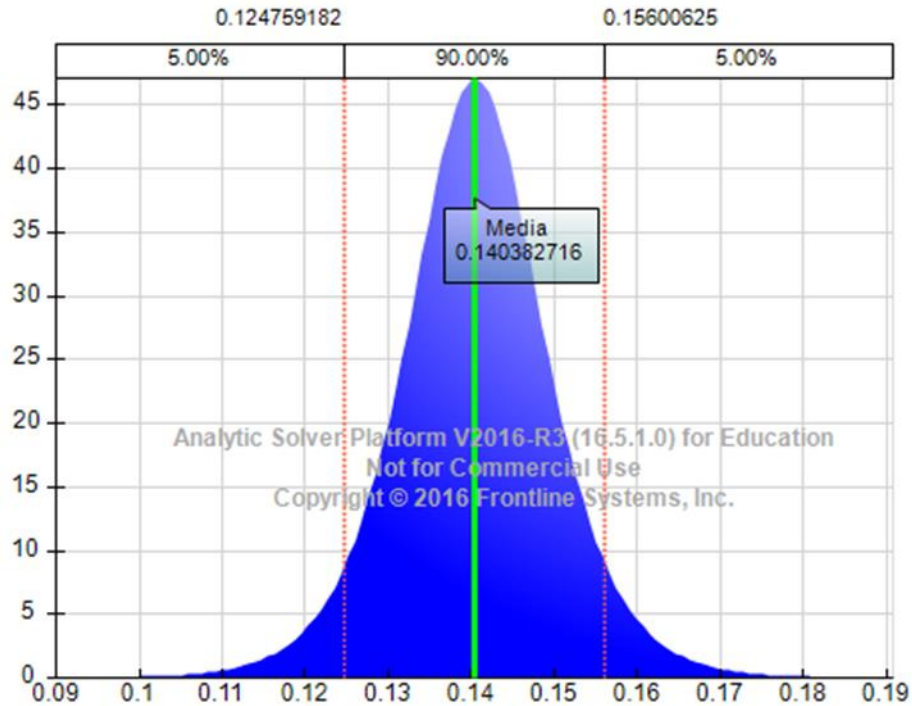


Ilustración 8 Tasa de crecimiento costos de operación y manutención

Adicionalmente se obtuvieron los siguientes estadísticos para la tasa de crecimiento de los costos de operación y manutención producto del análisis descriptivo:

	TCCOM
Indep Test	0.4783
Fit Stat	36.2862
Kurtosis	4.2000
Skewness	0.0000
Varianza	9.2626
Desviacion	0.0096
Moda	0.1404
Media	0.1404
Max	0.1600
Min	0.0900

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

3.2.2 Modelo ANFIS

Durante las últimas décadas se han utilizado gran variedad de modelos de previsión entre los que se destacan los modelos de alisamiento exponencial, modelos de regresión lineal y no lineal, y modelos de serie de tiempo estocásticos; sin embargo y a pesar de la amplia aceptación de estos modelos, recientemente se han propuesto nuevos modelos de previsión que manejan de una manera eficiente la aleatoriedad y la incertidumbre en las diferentes situaciones de la vida real sujetas a modelación y/o investigación; por mencionar algunas de la ventajas de estos nuevos modelos destacamos la capacidad de adaptación a nuevos datos sin la necesidad de incurrir en exhaustivas formulaciones matemáticas.

Entre estos modelos se destacan las técnicas de Redes Neuronales Artificiales (ANN) y los sistemas de Inferencia Difusa (FIS); adicionalmente y aunque podrían entenderse como modelos semejantes, cada uno cuenta con ventajas y características propias, mientras las Redes Neuronales poseen una gran capacidad de aprendizaje y adaptación los modelos de Inferencia Difusa poseen un poder de interpretación lingüística muy superior. Por este motivo y considerando las ventajas de ambos modelos surgieron los Sistemas ANFIS que básicamente son una combinación de los Modelos anteriormente mencionados y que han sido de gran aceptación en el desarrollo de modelos de previsión y caracterización.

A lo largo de este trabajo se presentará una aplicación de los modelos ANFIS para el pronóstico de la TIR y la caracterización de las variables involucradas en dicho cálculo bajo el contexto de en un Project Finance considerando tasas variables. Teniendo claro que los modelos ANFIS son una combinación de las redes neuronales y los modelos de inferencia difusa, para el desarrollo del caso de estudio se utilizará una red neuronal de base radial y la teoría de conjuntos borrosos como herramienta de muestreo tanto de las variables de entrada como de la variable de salida del modelo.

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

- **Red Neuronal de Base Radial**

Las redes de neuronas de base radial son redes multicapa con conexiones hacia adelante caracterizadas por poseer una única capa oculta, y cada neurona de esta capa posee un carácter local. Este carácter local viene dado por el uso de funciones de activación, mientras que las neuronas de la capa de salida de la red simplemente realizan una combinación lineal de las activaciones de las neuronas ocultas.

Las funciones de base radial definen hiperesferas o hiperelipses donde cada neurona oculta de la red de base radial construye una aproximación local y no lineal de sus variables de entrada. Considerando este carácter de las funciones de base radial y que además la salida de la red es combinación lineal de dichas funciones, se puede decir que las redes neuronales de base radial aproximan relaciones complejas mediante una colección de aproximaciones locales menos complejas, dividiendo el problema en un conjunto de pequeños problemas menos complejos. Esto hace que las aproximaciones locales construidas por estos modelos sean diferentes a las aproximaciones globales de otras arquitecturas de redes de neuronas artificiales como el perceptron multicapa.

En cuanto a la arquitectura de las redes neuronales de base radial se encuentran formadas por tres capas de neuronas: La capa de entrada, una única capa oculta y la capa de salida como se muestra en la ilustración 9.

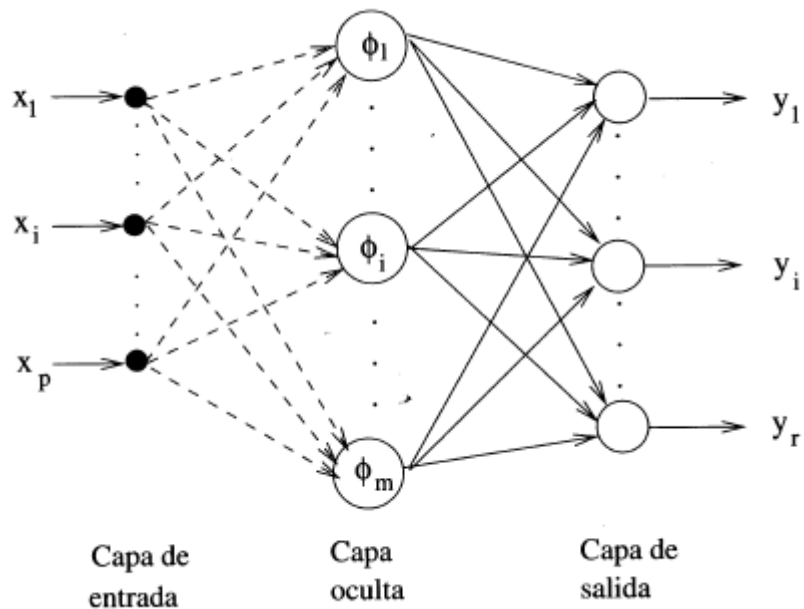


Ilustración 9 Red neuronal de base radial

La capa de entrada la componen un conjunto de neuronas que reciben las variables de entrada, trasmitiendolas a la siguiente capa sin realizar ningún procesamiento de las mismas. Las neuronas de la capa oculta por su parte realizan una transformación local y no lineal de la información recibida de la capa de entrada como se mencionó anteriormente, es este carácter local el que diferencia la arquitectura en cuestión de las demás arquitecturas que se encuentran en aplicación en la actualidad. Por último, encontramos la capa de salida que realiza una combinación lineal de las activaciones de las neuronas de la capa oculta y que actúa finalmente como el resultado o salida de la red.

A manera de resumen, las redes de neuronas de base radial definen una relación no lineal entre las variables de entrada y las variables de salida de la red. A continuación, se definen las expresiones con las cuales se realizará el entrenamiento de la red y que se aplicarán para el desarrollo del caso de estudio objeto de este trabajo:

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Dada una red neuronal de base radial con p neuronas en la capa de entrada , m neuronas en la capa oculta y r neuronas en la capa de salida, las activaciones de las neuronas de salida que se denotán como $y_k(n)$ se encuentran definidas por:

$$y_k(n) = \sum_{i=1}^m w_{ik} \phi_i(n) + u_k \text{ para } k = 1, 2, \dots, r$$

Donde w_{ik} representan el peso de la conexión de la neurona oculta i a la neurona de salida k , u_k es el umbral de la neurona de salida k y $Q_i(n)$ son las activaciones de las neuronas ocultas. Se observa que la salida de la red se obtiene como el producto de la transformación lineal de las activaciones de todas las neuronas ocultas.

Las funciones Q_i , entendidas como funciones de base radial, determinan las activaciones de las neuronas ocultas en función de los valores de entrada de la red contenidos en el vector $X(n)$, estas funciones se encuentran dadas por:

$$\phi_i(n) = \phi\left(\frac{\|X(n) - C_i\|}{d_i}\right) \text{ para } i = 1, 2, \dots, m$$

Donde C_i son vectores que representan los centros de la función de base radial; d_i son números reales que representan la desviación de la función de base radial y el operador $\| \cdot \|$ es la distancia euclídea del vector de entrada $X(n)$ al centro C_i ; definida como:

$$\|X(n) - C_i\| = \left(\sum_{j=1}^p (x_j(n) - c_{ij})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

Por lo tanto, la activación de cualquier neurona oculta depende de la distancia del patrón de entrada $X(n)$ al centro C_i de la función de base radial.

La función de base radial puede adoptar variedad de formas y expresiones entre las que destacan:

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

- Función Gaussiana:

$$\phi(r) = e^{\left(\frac{-r^2}{2}\right)}$$

- Función Inversa Cuadrática:

$$\phi(r) = \frac{1}{1 + r^2}$$

- Función Inversa Multicuadrática:

$$\phi(r) = \frac{1}{\sqrt{1 + r^2}}$$

En la aplicación de redes neuronales de base radial la función de activación más utilizada es la función gaussiana; por lo tanto y para efectos de este trabajo la activación de las neuronas ocultas estará dada por la siguiente expresión:

$$\phi_i(n) = \exp \left(-\frac{\|X(n) - C_i\|^2}{2\sigma_i^2} \right) = \exp \left(-\frac{\sum_{j=1}^p (x_j(n) - c_{ij})^2}{2\sigma_i^2} \right) \text{ para } i = 1, 2, \dots, m$$

Finalmente, la salida de un red de base radial con patrón de entrada $X(n)=(x_1(n), x_2(n))$ estará dado por:

$$y(n) = w_1\phi_1(n) + w_2\phi_2(n) + u$$

○ **Sistemas de Inferencia Difusa**

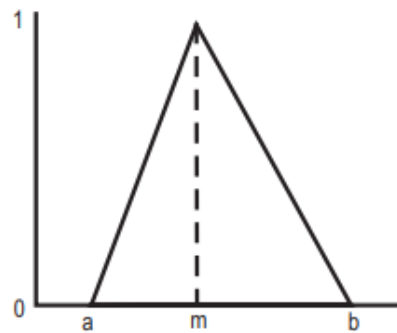
Un conjunto borroso es un conjunto que bien puede contener elementos cuya pertenencia al mismo no es total o absoluta sino gradual o parcial. Es decir, que la propiedad $\mu_A(x) \in A$ puede ser cierta con cierto grado de veracidad. Para cada conjunto borroso, se encuentra asociada una función de pertenencia para cada uno de sus elementos, que

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

indican en qué medida el elemento forma parte de dicho conjunto borroso. Mediante notación matemática se define un conjunto borroso como $A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in U\}$.

Los elementos de un conjunto borroso A pueden definirse mediante la función de pertenencia, la cual denota mediante $\mu_A(x) \in [0,1]$, el grado con el que un elemento x pertenece a A . En otras palabras, esta función empareja los elementos x de un dominio o Universo de discurso U con elementos del intervalo $[0,1]$: $\mu_A : U \rightarrow [0,1]$. Cuanto más cerca esté $\mu_A(x)$ del valor 1, mayor será la pertenencia del objeto x al conjunto A . Los valores de pertenencia varían entre 0 (no pertenece en absoluto) y 1 (pertenencia total).

Una de las formas más comunes de describir la pertenencia a un conjunto borroso, son las funciones triangulares. En la siguiente figura se representa dicha función.



$$\text{Función } \mu_A(x) = \begin{cases} 0, & \text{si } x \leq a \\ [(x - a) / (m - a)], & \text{si } a < x \leq m \\ [(b - x) / (b - m)], & \text{si } m < x < b \\ 0, & \text{si } x \geq b \end{cases}$$

Ilustración 10 Sistemas de inferencia difusa

Finalmente, considerando que la teoría de conjuntos borrosos a diferencia de la teoría de conjuntos tradicionales sostiene que un dato puede pertenecer a dos conjuntos diferentes, se considerará que tanto la TIR pronosticada como cada una de las variables de entrada del modelo en una magnitud dada pueden pertenecer a dos conjuntos diferentes; de este modo y a manera de ejemplo consideraremos que un agente de interés en la evaluación

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

del **Project finance** puede considerar que una TIR del 20% para el proyecto aeroportuario es una tasa baja, mientras otro agente diferente para el mismo escenario puede considerar que dicha tasa es alta; para evitar dicha discrepancia se diseñará un conjunto borroso que permita determinar los diferentes niveles de pertenencia de la TIR a los diferentes grupos, para este modelo se consideraran cinco niveles o grupos de pertenencia (Muy bajo, Bajo, Medio, Alto, Muy alto) como se muestra a continuación:

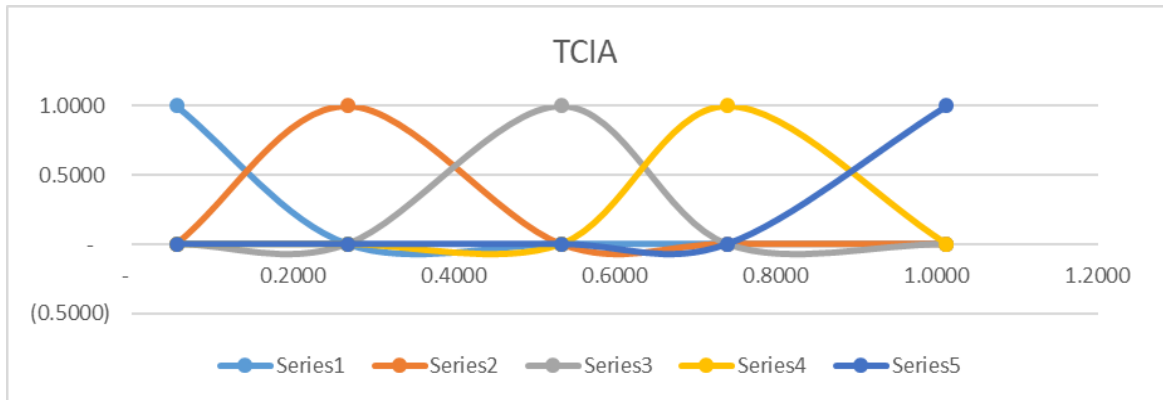


Ilustración 11 Conjuntos borrosos para la variable de entrada TCIA

El gráfico anterior ejemplifica la representación de los conjuntos borrosos para una de las variables de entrada, donde la serie 1 representa el conjunto Muy bajo, la serie 2 representa el conjunto bajo, la serie 3 representa el conjunto Medio, la serie 4 representa el conjunto Alto y la serie 5 representa el conjunto Muy alto. Cabe aclarar que los valores aquí mostrados son únicamente a manera de ejemplo pues tanto los límites como las funciones de pertenencia para los conjuntos de cada variable de entrada se obtendrán del entrenamiento del modelo neuronal; adicionalmente y de antemano, se define que se usarán cinco (5) centroides como parámetro del modelo, pues bajo este parámetro será posible definir los cinco conjuntos anteriormente descritos y sus respectivas funciones de pertenencia. Finalmente, semejante a la representación de los conjuntos borrosos que se realizará para la variable de entrada, con los resultados del modelo se definirá el respectivo conjunto borroso para la TIR del inversionista. Con el objetivo de definir las reglas para el nivel esperado de la TIR en función de los niveles de las variables de

entrada sin necesidad de realizar ningún tipo de entrenamiento neuronal o modelación financiera.

3.3 DESARROLLO

3.3.1 Arquitectura del Modelo ANFIS

La red neuronal de base radial propia del modelo posee tres capas. Una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida.

La capa de entrada contará con seis neuronas y recibirán la información de las seis variables de entrada propias del caso de estudio descrito anteriormente, la capa oculta por su parte estará compuesta por cinco neuronas (centroides) que a priori servirán como conjuntos de pertenencia para caracterizar en igual cantidad de conjuntos tanto las variables de entrada como las variables de salida del modelo; finalmente, la capa de salida contará con una única neurona, que arrojará la TIR (objeto de estudio del modelo) como combinación lineal de las activaciones de los diferentes centroides y los valores de entrada de la red neuronal.

A continuación, se representa gráficamente la arquitectura de la red neuronal diseñada:

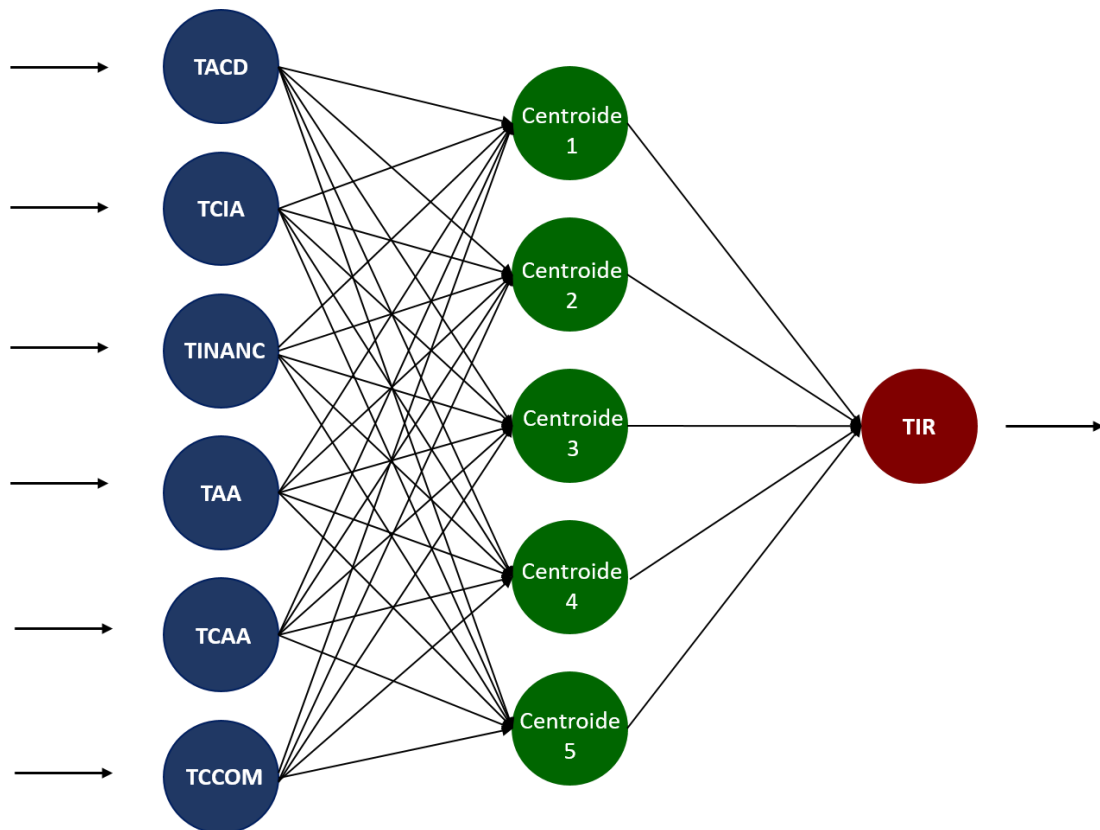


Ilustración 12 Diagrama Arquitectura Red Neuronal

3.3.2 Programación y código del modelo

Consistentemente con las definiciones del modelo ANFIS descritas en las secciones anteriores, se diseñó y desarrolló el código VBA propio de tal modelo. El resultado de dicho código se encontrará en la sección de anexos.

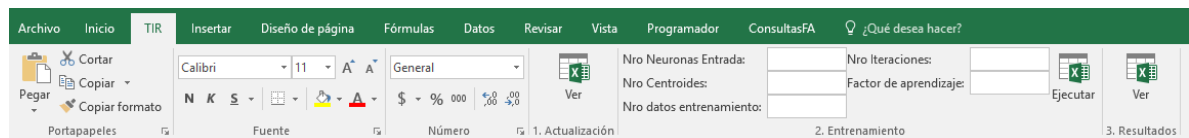
El programa se desarrolló sobre la arquitectura de EXCEL y se compiló como un Add-In (Complemento de EXCEL) con el cuál se podrá realizar el proceso de entrenamiento y clasificación del modelo ANFIS.

Para la instalación del complemento se deberá ir a la pestaña “programador” de Excel (en caso de no estar activada debe dar click derecho sobre la cinta de opciones, ingresar a la

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

opción “personalizar la cinta de opciones” y habilitar la pestaña “programador”) oprimir el botón “Complementos de Excel” posteriormente el botón “Examinar” y finalmente seleccionar el complemento TIR.xlam en la ruta de destino donde se haya guardado el archivo.

Una vez instalado el complemento se habilitará la pestaña “TIR” donde se encontrarán los grupos de comandos propios del complemento “1. Actualización”, “2. Entrenamiento” y “3. Resultados”



3.3.3 Ejecución y entrenamiento de la Red Neuronal

A continuación, se describe cada uno de los grupos de comandos del complemento que se deberán ejecutar para el entrenamiento del Modelo ANFIS como herramienta para la solución de los problemas de investigación objeto de este trabajo.

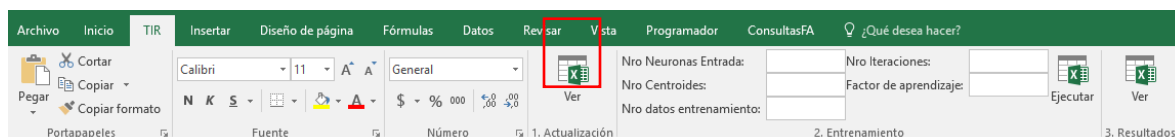
○ Actualización

El proceso de actualización se ejecutará con el objetivo de cargar la base de datos de referencia del caso de estudio y obtenidos bajo la metodología descrita en el artículo científico, “A Methodological Proposal for Financial Modelling Scenarios Using Dynamic Multivariable Tables”. Esta base de datos cuenta con 162 registros para cada una de las variables propias del caso de estudio y la respectiva TIR. Esta información se encuentra almacenada en una bodega de datos en Microsoft SQL Server Management Studio y la información allí depositada se importará de manera automática con un conjunto de funciones automatizadas en VBA y usando la siguiente instrucción/Query:

```
SQLQuery1.sql - W0...AIN\marinjua (71))*
SELECT * FROM tblDW TG
```

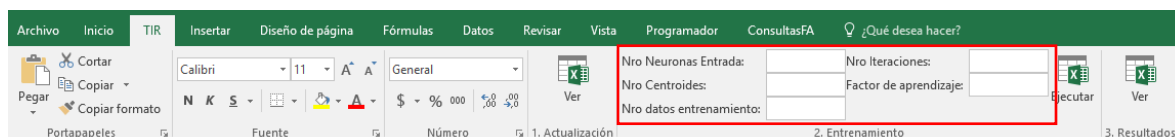
La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Para ejecutar este procedimiento bastará con oprimir el botón “Ver” del grupo “1. Actualización” en la pestaña “TIR” de la cinta de opciones.



○ Entrenamiento

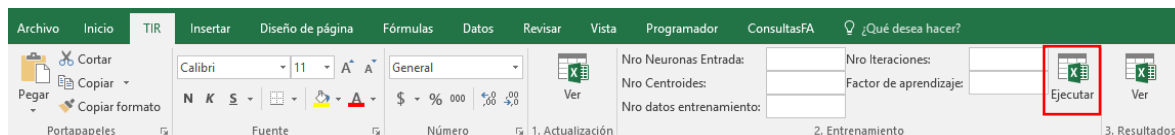
Una vez se haya cargado la bodega de datos con la información de las variables de entrada del modelo y la variable de salida teórica necesaria se procederá con el entrenamiento del modelo ANFIS para esto se deberán diligenciar los parámetros pertinentes y que se observan en el grupo “2. Entrenamiento” de la pestaña “TIR”



Para efectos del entrenamiento del modelo y posterior validación del mismo se consideraron los siguiente parametros: seis (6) neuronas de entrada, cinco (5) centroides, ciento sesenta y dos (162) datos, cincuenta mil (50.000) iteraciones y un factor de aprendizaje de cero punto cero tres (0.03).

Nro Neuronas Entrada:	6	Nro Iteraciones:	50000
Nro Centroides:	5	Factor de aprendizaje:	0.03
Nro datos entrenamiento:	162		

Finalmente, para entrenar el modelo bastará con oprimir el botón “Ejecutar” del grupo “2. Entrenamiento”. Una vez finalizado el entrenamiento se podrán visualizar las diferentes salidas del modelo.



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

○ Resultados

Una vez finalizado el proceso de entrenamiento del modelo se procede con la primera visualización de los resultados para esto basta con oprimir el botón “Ver” del grupo de comandos “3. Resultados”. De esta forma se podrán observar los valores de la TIR teóricos (en la columna TIR) y los valores pronosticados por el modelo (en la columna $Y_d(k)$). Adicionalmente, se podrá observar de manera gráfica las series correspondientes a la TIR teórica y al valor pronosticado por el modelo para tener un mayor entendimiento de la efectividad y desempeño del modelo. Como se muestra a continuación:

k	TIR	$Y_d(k)$
1	0.56	0.48
2	0.13	0.34
3	0.51	0.48
4	0.53	0.44
5	0.50	0.53
6	0.56	0.48
7	0.57	0.45
8	0.51	0.48
9	0.19	0.42
10	0.54	0.50

Ilustración 13 Pronósticos

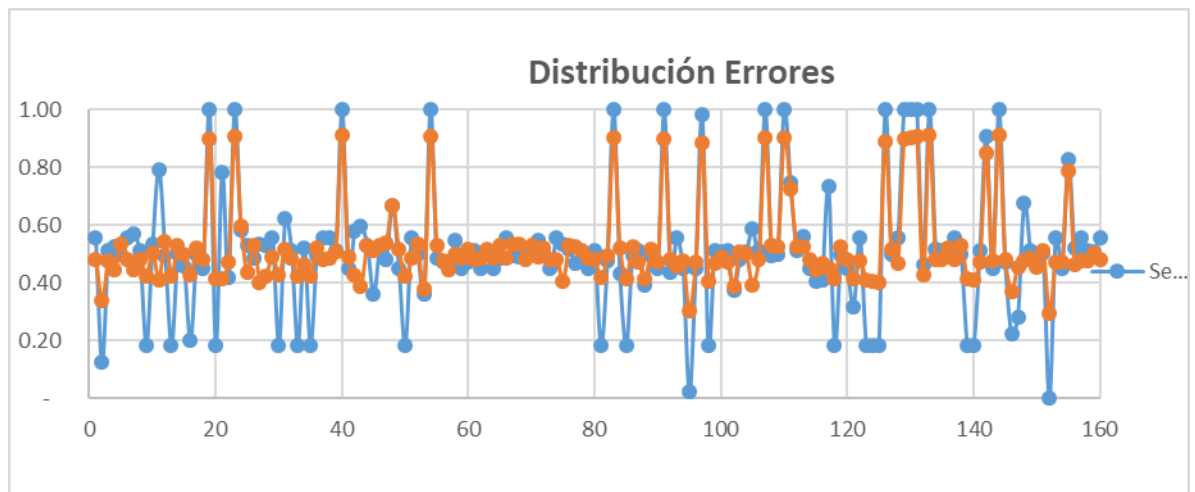


Ilustración 14 Gráfica de la TIR teórica y el valor pronosticado por el modelo

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Finalmente, y además del pronóstico de la TIR, el modelo arrojará como salida los pesos de activación de los centroides para cada variable de entrada con los cuales se realizará la construcción de los conjuntos borrosos para cada una de las tasas de interés del modelo.

3.3.4 Análisis de Resultados

El primero de los resultados de interés del modelo es el pronóstico de la TIR que se puede evidenciar en los resultados analizados anteriormente; el desempeño y efectividad del modelo se sustentará y cuantificará más adelante en la sección de validación de este trabajo.

Además de la TIR pronosticada, con las salidas del modelo se pueden construir los diferentes conjuntos borrosos para cada una de las variables de entrada del modelo. Esta construcción se realizará en función de los pesos obtenidos para cada una de las variables, estos pesos se ordenarán de forma ascendente y se considerará que cada uno de estos pesos será el valor central de cada uno de los conjuntos borrosos. Nótese que para cada variable se tendrán cinco pesos que corresponden a los cinco centroides parametrizados en el entrenamiento del modelo. Adicionalmente, vale recordar que cada centroide permitirá modelar y definir un conjunto difuso diferente y que para este caso de estudio corresponderán a la percepción de la magnitud de cada variable en términos lingüísticos. El primero de los conjuntos se caracterizará como “Muy bajo”, el segundo como “Bajo”, el tercero como “Medio”, el cuarto como “Alto” y el quinto y último conjunto como “Muy Alto”.

A continuación, se muestra cada uno de los conjuntos borroso construidos para cada una de las variables de entrada del modelo:

○ **TACD**

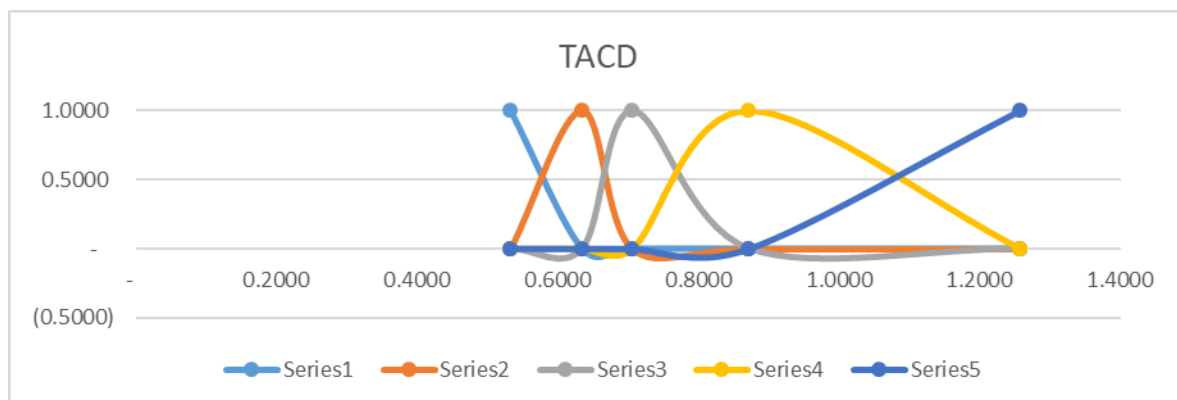


Ilustración 15 Conjuntos borrosos de variable de entrada TACD

○ **TCIA**

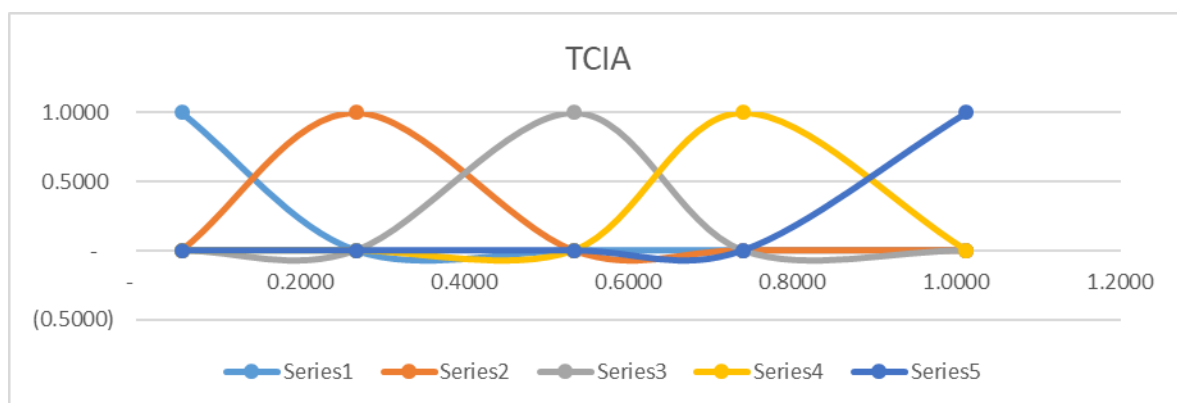


Ilustración 16 Conjuntos borrosos de variable de entrada TCIA

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

○ **TINANC**

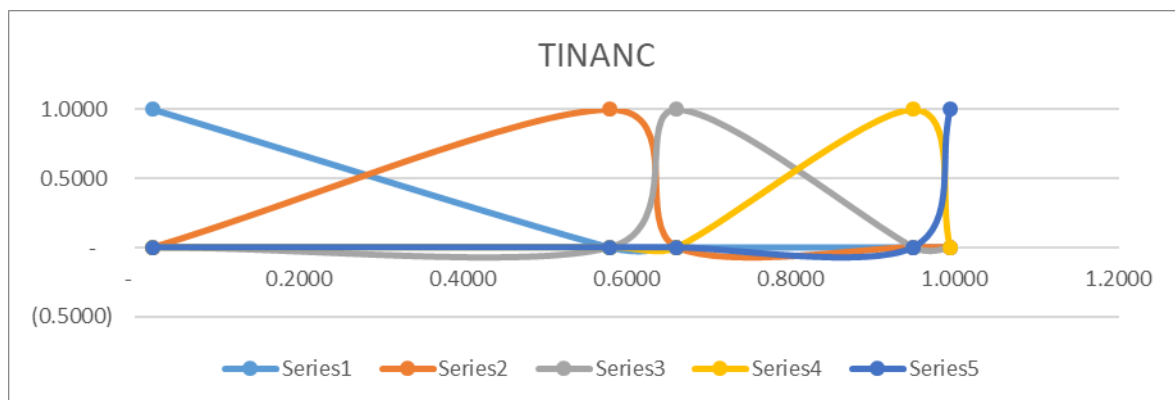


Ilustración 17 Conjuntos borrosos de variable de entrada TINANC

○ **TAA**

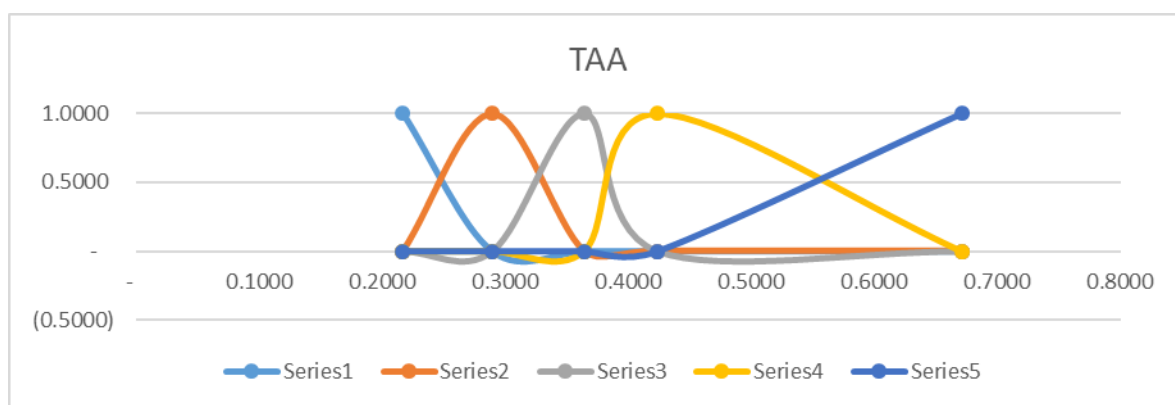


Ilustración 18 Conjuntos borrosos de variable de entrada TAA

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

○ **TCAA**

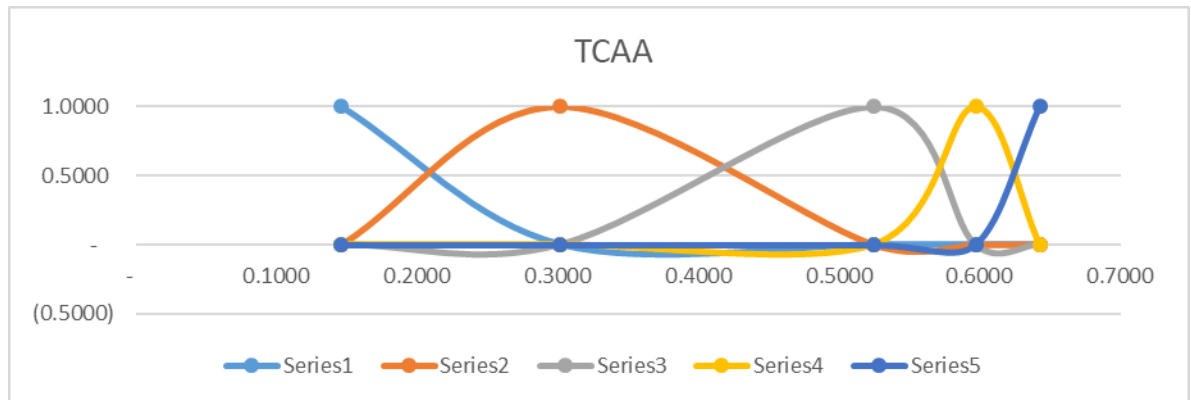


Ilustración 19 Conjuntos borrosos de variable de entrada TCAA

○ **TCCOM**

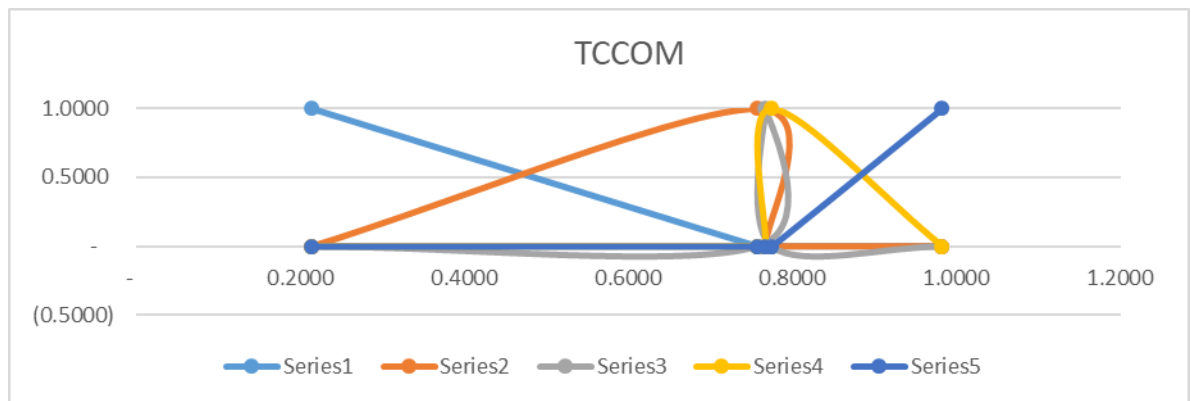


Ilustración 20 Conjuntos borrosos de variable de entrada TCCOM

Además de permitir la caracterización lingüística de cada una de las variables de entrada del modelo en los conjuntos predeterminados, los conjuntos borrosos permiten también definir un modelo de muestreo sobre cada una de las variables de entrada del modelo, para definir este modelo de muestreo se parte de los valores centrales de cada una de las categorías lingüísticas y se asume que cada uno de estos valores corresponden en su respectivo orden a cada uno de los cuartiles de la función de distribución acumulada que se desea aproximar; para tener un modelo de muestreo más certero se segmentara cada uno de los cuartiles en dos y de este modo se definirán los limites superiores e inferiores de cada una de las tasas completando con los promedios entre los valores centrales de

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

cada centroide del conjunto borroso. En función de estos límites y de los cuartiles previamente definidos basta con generar semillas aleatorias a través de las cuales se puede generar un valor inferior y con una segunda semilla generar un valor que se encuentre entre el rango de diferencia del límite inferior generado inicialmente y su respectivo límite superior, una vez generados dichos valores, basta con hacer la suma del límite inferior generado y el valor rango calculado, de este modo se obtendrá un valor apropiado simulado para cualquier variable en función del método de muestreo diseñado.

A continuación, se evidencia el muestreo realizado sobre cada variable de entrada del modelo y se anexa también la representación de la distribución de probabilidad acumulada para cada variable:

○ **TACD**

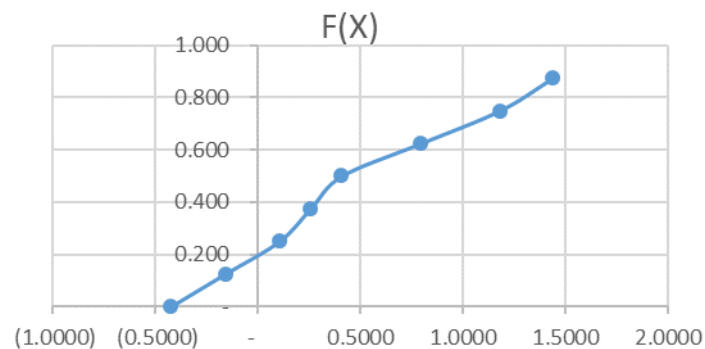
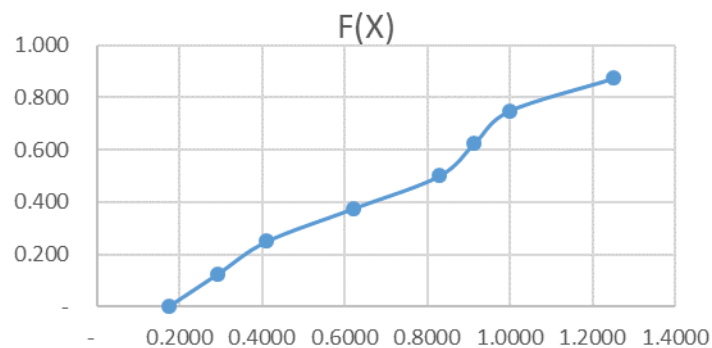


Ilustración 21 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TACD

○ **TCIA**



La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

Ilustración 22 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TCIA

○ **TINANC**

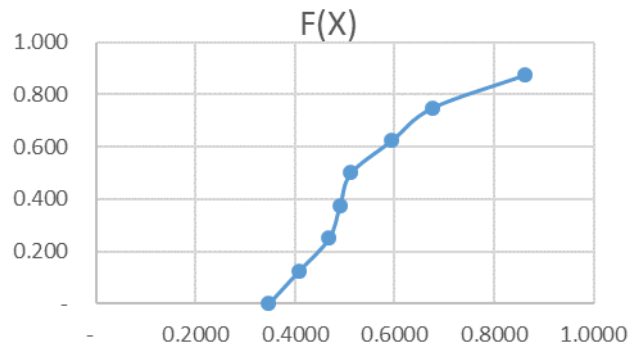


Ilustración 23 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TINANC

○ **TAA**

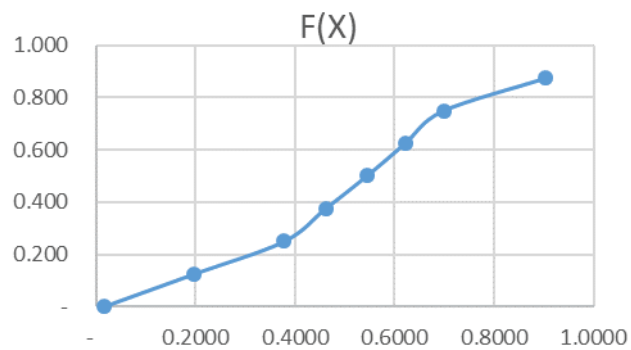


Ilustración 24 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TAA

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

○ **TCAA**

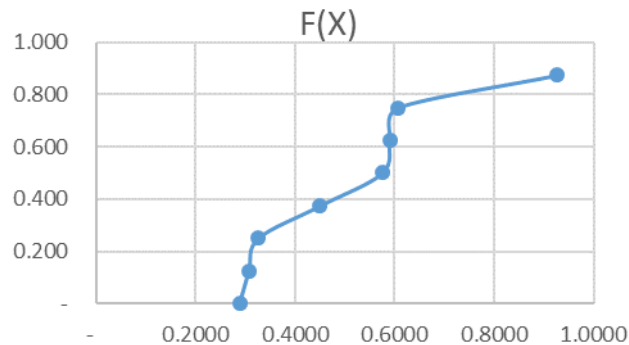


Ilustración 25 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TCAA

○ **TCCOM**

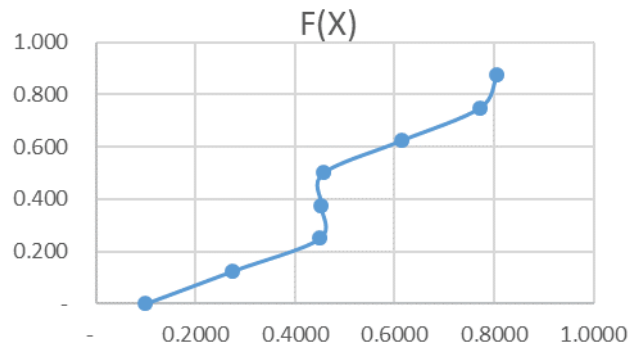


Ilustración 26 Representación de la distribución de probabilidad acumulada para la variable TCCOM

Basta recalcar que con el método de muestreo diseñado se sienta una metodología alternativa para simular tantos valores como se deseen y que represente de manera adecuada tanto la distribución como el sesgo que naturalmente pueda tener cada variable de entrada.

3.4 VALIDACIÓN

Si bien, inicialmente se planeaba utilizar el modelo de “*Cross Validation*” para validar la eficiencia y desempeño del modelo desarrollado, en la práctica usar esta metodología con

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

un factor de datos de aprendizaje de alrededor del 50% y asumiendo que la base de datos suministrada solo cuenta con 162 datos, se estarían descartando gran cantidad de datos para el proceso de aprendizaje, lo cual podría en ultimas dificultar el aprendizaje del mismo y por ende disminuir la capacidad de previsión del modelo. Presentados estos argumentos, finalmente se decide hacer la validación del modelo utilizando como medida el error cuadrático medio (“RMSE”) a través del cual se cuantifica la cantidad de error entre el conjunto de datos para la TIR teórica y el conjunto de datos para la TIR pronosticada por el modelo. El cálculo del RMSE con los datos de salida del modelo arrojo un resultado de 0.39% que sustenta la efectividad y buen desempeño del modelo a la hora de realizar el proceso de previsión de la TIR y de caracterizar lingüísticamente cada una de las variables de entrada del modelo.

Finalmente, y como alternativa de la unidad de medida descrita anteriormente, gráficamente se puede ver la eficiencia del modelo si contrastamos en un mismo plano la serie de los valores teóricos de la TIR con la serie de los valores calculados por el modelo para la misma variable de salida.

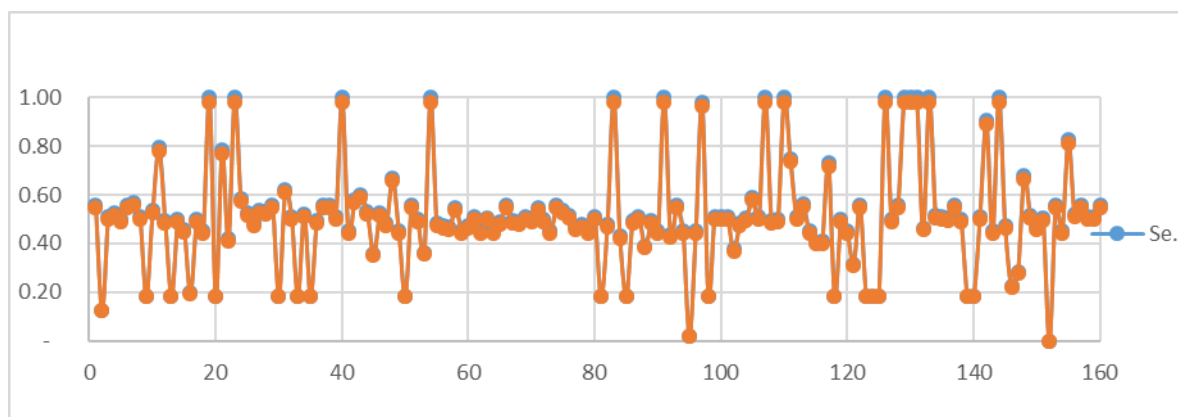


Ilustración 27 Distribución de errores

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

4. CONCLUSIONES Y CONSIDERACIONES FINALES

En términos generales este trabajo es una evidencia certera de que la inteligencia artificial presenta innumerables ventajas a la hora de abordar problemas de la vida real y que han sido abordados por los mismos modelos y/o paradigmas por muchos años. La aplicación de la inteligencia artificial indudablemente abre un escenario de alternativas para implementar procesos más eficientes en las organizaciones de hoy y que cada vez más se desempeñan en ambientes de competencia y exigencia extrema.

Concretamente y como resultado de este trabajo, es claro que los modelos utilizados, tanto las redes neuronales como los modelos de inferencia borrosa, son una gran alternativa para evaluar la viabilidad financiera de proyectos de inversión bajo el esquema de Project Finance, y aunque este trabajo cumple con todos los objetivos planteados, los conocimientos y propuestas aquí presentados, más que un resultado aislado representan grandes oportunidades de seguir explorando y desarrollando modelos más robustos, más eficientes y de mayor impacto para la evaluación financiera, y así replantear los métodos de valoración tradicionales considerando escenarios multivariantes que se asemejan más a la realidad.

En la evaluación financiera de proyectos de inversión pueden existir infinidad de variables, y todas por la naturaleza del negocio y por los entornos del negocio, son de muchísima incertidumbre, por lo tanto estimar a ciencia cierta un único valor para una variable continua es complejo, por lo que es de suma importancia y relevancia discrecionalizar cada una de estas variables, caracterizarlas lingüísticamente en algunos grupos de rangos de valores y así poder tomar decisiones estimando estas variables en rangos que en este caso se caracterizan lingüísticamente.

Para mejorar el modelo que se realizó en este trabajo de grado, se podría definir un modelo ANFIS mucho más certero, haciendo uso de arquitecturas neuronales más eficientes, con modelos de inferencia borrosa más precisos, y adicionalmente, para este

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

caso de estudio, se puede definir una matriz con las n combinaciones posibles en función de cada una de las variables lingüísticas y de la TIR de salida, para así definir un conjunto de reglas que le permitan tomar decisiones basadas en rangos y no en datos discretos. Adicional, más allá del caso de estudio, estos modelos pueden utilizarse para estimar diferentes indicadores financieros distintos a la TIR, como por ejemplo el VPN, el ROE y el ROIC, que al igual de la TIR consideran parámetros limitados en su cálculo como el monto o el plazo.

El complemento de Excel que se creó es una herramienta que facilita a los usuarios el entrenamiento de modelos complejos como lo es el ANFIS de una manera sencilla. También permite desarrollar una herramienta que puede ser instalada en cualquier equipo y disponible en cualquier libro de Excel donde basta simplemente con alimentar el modelo de una fuente de datos y diligenciar los parámetros respectivos como se describió a lo largo del trabajo.

En pocas palabras este trabajo no es más que la evidencia de que existen infinitas alternativas para resolver problemas que hasta ahora se creen solucionados. Finalmente, es responsabilidad de nosotros como ingenieros hacer uso de las herramientas disponibles para fomentar escenarios donde el pensamiento crítico y disruptivo genere soluciones y alternativas nuevas de mayor eficiencia, efectividad e impacto para la sociedad.

REFERENCIAS

- BVC. (s.f.). *Bolsa de Valores de Colombia*. Obtenido de <https://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/GlosarioResultado>
- Garcia, O. L. (1999). *Aministración Financiera: Fundamentos y aplcaciones*. Cali: Prensa Moderna Impresores S.A.
- Garcia, O. L. (2003). *Valoracion de empresas, gerencia del valor y EVA*. Bogota: Prensa Moderna.
- Gómez Caceres, D., & Jurado Madico, J. (2001). *Financiación global de proyectos: Project Finance*. Madrid: Editorial ESIC.
- González Rodríguez, A. F., & Peña Palacio, J. A. (2013). *Modelo para la predicción de la radiación*.
- González Ruiz, J. D., Duque, J. D., & Peña, A. (2016). *A Methodological Proposal for Financial Modelling Scenarios Using Dynamic Multivariable Tables*. Medellin.
- Isasi Viñuela, P., & Galván León, I. (2014). *Redes neuronales artificiales: Un enfoque practico*. Madrid: Pearson Educación S.A.
- Matich, D. J. (2001). *Redes Neuronales: conceptos básicos y aplicaciones*.
- Mendoza Acuña, Y., & Mazo Pinzón, A. (2009). *Análisis del modelo ANFIS en el pronóstico de un título de renta variable*. Medellin.
- Microsoft Corporation. (2016). *Office.com*. Obtenido de <https://support.office.com/es-es/article/Calcular-varios-resultados-mediante-una-tabla-de-datos-b7dd17be-e12d-4e72-8ad8-f8148aa45635>
- Palmer Pol, A., & Montaña Moreno, J. (s.f.). *¿Qué son las redes neuronales artificiales? Aplicaciones realizadas en el ámbito de las adicciones*.

ANEXO

- **CODIGO TIR VBA:**

Global strEntradas As Long

Global strCentroides As Long

Global strDatos As Long

Global strIteraciones As Long

Global strError As Double

Sub sEntradas(control As IRibbonControl, strEntradasUI As Variant)

 If Not strEntradasUI = "" Then strEntradas = strEntradasUI

End Sub

Sub sCentroides(control As IRibbonControl, strCentroidesUI As Variant)

 If Not strCentroidesUI = "" Then strCentroides = strCentroidesUI

End Sub

Sub sDatosEntrenamiento(control As IRibbonControl, strDatosUI As Variant)

 If Not strDatosUI = "" Then strDatos = strDatosUI

End Sub

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

```
Sub slteraciones(control As IRibbonControl, strlteracionesUI As Variant)
```

```
    If Not strlteracionesUI = "" Then strlteraciones = strlteracionesUI
```

```
End Sub
```

```
Sub sError(control As IRibbonControl, strErrorUI As Variant)
```

```
    If Not strErrorUI = "" Then strError = strErrorUI
```

```
End Sub
```

```
Sub slidentificacion(control As IRibbonControl)
```

```
    Dim i, i1, j, k, NE, NO, ND, NIT As Long
```

```
    Dim H(), C(), XC(), X(), D(), S(), S1(), yd(), yr(), erk, alfa, er1 As Variant
```

```
    Application.ScreenUpdating = False
```

```
    Application.DisplayAlerts = False
```

```
    [rngTirBD].Copy [rngTir]
```

```
    NE = strEntradas
```

```
    NO = strCentroides
```

```
    ND = strDatos
```

```
    NIT = strlteraciones
```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

alfa = strError

ReDim C(NO), XC(NO, NE)

ReDim S(NO), S1(NO), D(NO), H(NO)

ReDim X(ND, NE), yd(ND), yr(ND)

For k = 1 To ND

For i = 1 To NE

X(k, i) = CDBl(shtEntradas.Cells(k + 1, 2 + i))

Next i

yd(k) = CDBl(shtSaLida.Cells(k + 1, 2))

Next k

For j = 1 To NO

For i = 1 To NE

XC(j, i) = Rnd()

Next i

D(j) = 2 * Rnd()

C(j) = Rnd()

Next j

Dim ERS As Variant

For i1 = 1 To NIT

ERS = 0

For k = 1 To ND

yr(k) = 0

For j = 1 To NO

S(j) = 0

S1(j) = 0

For i = 1 To NE

S(j) = S(j) + (X(k, i) - XC(j, i)) ^ 2

S1(j) = S1(j) + (X(k, i) - XC(j, i))

Next i

H(j) = Exp(-S(j) / (D(j) ^ 2))

yr(k) = yr(k) + H(j) * C(j)

Next j

shtSaLida.Cells(k + 1, 3) = yr(k)

er1 = yd(k) - yr(k)

ERS = ERS + Abs(er1)

For j = 1 To NO

$C(j) = C(j) + er1 * alfa * H(j)$

For i = 1 To NE

$XC(j, i) = XC(j, i) + er1 * alfa * C(j) * H(j) * (X(k, i) - XC(j, i)) / D(j) ^ 2$

Next i

Next j

Next k

If ERS <= 0.005 Then

MsgBox ("Se ha terminado el proceso de entrenamiento en la iteración" & i1),
vbInformation

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

i1 = NIT

End If

Next i1

For j = 1 To NO

For i = 1 To NE

shtPesos.Cells(j + 1, i + 1).Value = XC(j, i)

Next i

shtPesos.Cells(j + 1, i + 2).Value = C(j)

shtPesos.Cells(j + 1, i + 4).Value = D(j)

Next j

MsgBox "Revisar las salidas del modelo", vbInformation

shtSaLida.Activate

Application.ScreenUpdating = True

Application.DisplayAlerts = True

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

End Sub

Sub sActualizacion(control As IRibbonControl)

Dim sht As Worksheet

Application.ScreenUpdating = False

Application.DisplayAlerts = False

shtEntradas.Visible = True

shtEntradas.Activate

Application.ScreenUpdating = True

Application.DisplayAlerts = True

End Sub

Sub sResultados(control As IRibbonControl)

Application.ScreenUpdating = False

Application.DisplayAlerts = False

shtPesos.Visible = True

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

shtPesos.Activate

Application.ScreenUpdating = True

Application.DisplayAlerts = True

End Sub

- **CODIGO TIR XML**

```
<customUI xmlns="ANFIS">
```

```
  <ribbon>
```

```
    <tabs>
```

```
      <tab id="customTab" label="TIR" insertAfterMso="TabHome">
```

```
        <group idMso="GroupClipboard" />
```

```
        <group idMso="GroupFont" />
```

```
        <group idMso="GroupNumber" />
```

```
        <group id="customGroup" label="1. Actualización">
```

```
          <button          id="customButton1"          label="Ver"          size="large"
onAction="sActualizacion" imageMso="TableExcelSpreadsheetInsert" />
```

```
        </group>
```

```
      <group id="customGroup2" label="2. Entrenamiento">
```

```
        <editBox  id="editBox1"  label="Nro  Neuronas  Entrada:"
onChange="sEntradas" />
```

```
        <editBox  id="editBox2"  label="Nro  Centroides:"
onChange="sCentroides" />
```

La información presentada en este documento es de exclusiva responsabilidad de los autores y no compromete a la EIA.

```

                                <editBox id="editBox3" label="Nro datos entrenamiento:"
onChange="sDatosEntrenamiento" />

                                <editBox id="editBox4" label="Nro Iteraciones:"
onChange="sIteraciones" />

                                <editBox id="editBox5" label="Factor de aprendizaje:"
onChange="sError" />

                                <button id="customButton4" label="Ejecutar" size="large"
onAction="sIdentificacion" imageMso="TableExcelSpreadsheetInsert" />

                                </group>

                                <group id="customGroup3" label="3. Resultados">

                                    <button id="customButton10" label="Ver" size="large"
onAction="sResultados" imageMso="TableExcelSpreadsheetInsert" />

                                    </group>

                                </tab>

                                </tabs>

                            </ribbon>

</customUI>

```